

Sophia: 人工生命に向けた永続的エージェントフレームワークとSystem 3アーキテクチャに関する包括的調査報告書

Gemini 3 pro

1. イントロダクション: 静的なツールから動的な生命体へ

1.1 人工知能研究における新たなパラダイムシフト

2020年代初頭から加速した大規模言語モデル(Large Language Models: LLM)の発展は、人工知能(AI)研究の風景を一変させた。GPT-4やClaude、Llamaといったモデルは、従来のルールベースシステムや限定的な機械学習モデルとは比較にならないほどの汎用的な言語理解・生成能力を獲得した。これに伴い、AIエージェント研究の焦点は、単一のタスクを解決する「ツール」の開発から、環境内で自律的に行動し続ける「エージェント」の構築へと移行しつつある。

しかし、Mingyang Sun、Feng Hong、Weinan Zhangら(Westlake University、上海交通大学)が2025年12月に発表した論文「Sophia: A Persistent Agent Framework of Artificial Life¹」は、現状のLLMエージェントが抱える根本的な欠陥を鋭く指摘している。それは、既存のエージェントがあくまで「反応的(Reactive)」であり、本質的に「健忘症的(Amnesiac)」であるという点だ。AutoGPTやBabyAGIといった初期の自律エージェント試行は、タスクを与えられれば推論の連鎖(Chain-of-Thought)を実行し、ツールを使用して解決を図る。だが、タスクが完了すればその内部状態はリセットされ、次のタスクでは再び白紙の状態(Tabula Rasa)から開始する。彼らは過去の失敗から教訓を得ることもなければ、ユーザーとの長期的な関係性を構築して自身の振る舞いを最適化することもない。さらに重要なことに、外部からの入力途絶えれば、彼らは即座に活動を停止する「死んだ」状態となる。

この現状に対し、Sunらが提唱するのは「永続的エージェント(Persistent Agent)」という概念である。これは、単に長時間稼働するプログラムという意味ではない。環境との相互作用を通じて自己のアイデンティティを維持し、外部からの報酬がなくとも内発的な動機に基づいて学習を継続し、自らの認知プロセスそのものを監査・改良する能力を持つ、一種の「人工生命(Artificial Life)」としてのエージェントである。その実現のために提案されたのが、従来の認知アーキテクチャに新たに追加される第三の層、「System 3」である。

本報告書では、この画期的なフレームワークである「Sophia」とその中核概念「System 3」について、アーキテクチャの詳細、数理的基盤、実装メカニズム、そして実験的成果に至るまで、利用可能な資料に基づき徹底的に調査・解説を行う。

1.2 認知心理学的背景: System 1とSystem 2の限界

ノーベル経済学賞受賞者ダニエル・カーネマンが提唱した二重過程理論(Dual Process Theory)

は、近年のAIアーキテクチャ設計に多大な影響を与えてきた¹。

現在のLLMエージェントの多くは、この理論に基づき以下の二つのシステムを模倣するように設計されている。

- **System 1**(速い思考): 直感的で自動的な処理。LLMにおける「次トークン予測」による即時のテキスト生成や、埋め込みベクトルを用いた情報の検索(Retrieval)がこれに相当する。これらは高速だが、論理的な誤謬や幻覚(Hallucination)を含みやすい。
- **System 2**(遅い思考): 熟慮的で論理的な処理。Chain-of-Thought(CoT)プロンプティング、Tree of Thoughts(ToT)、あるいはReActフレームワークのように、問題をステップごとに分解し、計画を立て、推論を行うプロセスである。これはSystem 1の衝動的な出力を抑制し、論理的な一貫性を担保する役割を果たす。

しかし、Sunらはこれら二つのシステムだけでは不十分であると論じる。System 1とSystem 2はあくまで「タスク解決のための推論エンジン」であり、それらを統括する「自己(Self)」の機能が欠落しているからだ。人間が長期的な学習を行い、一貫した人格を維持できるのは、自身の思考プロセスを客観的に観察し(メタ認知)、過去の経験を自伝的記憶として蓄積し、将来の生存と繁栄のために現在の行動を調整する上位の認知機能が存在するからである。この欠落したピースこそが、本研究が定義する「System 3」である。

2. 理論的基盤: System 3と4つの心理学的柱

2.1 System 3: メタ認知的持続層

System 3は、エージェントの「ナラティブ・アイデンティティ(Narrative Identity)」と「長期的適応(Long-horizon Adaptation)」を司るメタ認知層と定義される²。これは既存のSystem 1/2スタックの上に配置される監視・制御レイヤーであり、計算論的にはエージェントの運用全体を統括するオペレーティングシステムのような役割を果たす。

System 3の主な責務は以下の通りである。

1. 認知プロセスの監査: System 2が行う推論プロセスをリアルタイムで監視し、論理的な整合性や安全性、そしてエージェント自身の信条(Creed)との合致を確認する。
2. 記憶の統合と維持: 断片的なタスクの経験を、時間的・文脈的につながりのある「物語」として統合し、アイデンティティの一貫性を保つ。
3. 自律的な目標生成: ユーザーからの明示的な指示がない場合でも、内発的な動機(好奇心や熟達欲求)に基づいて自ら学習目標を設定し、自己モデルを更新する。

この概念を実装可能なエンジニアリング要件に変換するために、論文では認知心理学の知見に基づく「4つの柱」を採用している。

2.2 第1の柱: 心の理論 (Theory of Mind)

「心の理論」とは、他者が自分とは異なる信念、意図、知識を持っていることを理解する能力である。

永続的エージェントにおいて、これは単なる「ユーザーの意図分類」を超えた意味を持つ 4。Sophiaは、対話する各ユーザーに対して動的な「信念状態 (Belief State)」モデルを構築する。これにより、ユーザーが何を既に知っているか、現在の文脈で何を求めているか、そしてエージェントの行動に対してどう反応するかを確率的に予測することが可能になる。例えば、ユーザーが過去に特定のツール操作で苦戦した経験がある場合、エージェントはその文脈を記憶し、次回はより詳細なサポートを提供するか、あるいはユーザーの負担を減らすために代行を提案するといった「先回りした配慮 (Proactive Support)」が実現できる。これは、エージェントを単なるコマンドラインインターフェースから、真の協調パートナーへと昇華させるための必須機能である。

2.3 第2の柱: エピソード記憶 (Episodic Memory)

人間の記憶は、事実知識 (意味記憶) と個人的な体験 (エピソード記憶) に大別される。これまでの RAG (Retrieval-Augmented Generation) システムは主に文書データベースなどの意味記憶に焦点を当ててきたが、Sophiaは「自伝的記憶」の実装に重きを置く 4。

エピソード記憶は、(タイムスタンプ, 状況, 行動, 結果, 思考プロセス) というリッチなコンテキストを含む構造化されたイベントとして保存される。重要なのは、単に「何をしたか」だけでなく「その時どう考えたか (思考トレース)」も保存される点だ。これにより、エージェントは過去の成功体験を再利用して推論コストを削減したり、過去の失敗の原因を分析して新たな戦略を立てたりすることが可能になる。また、これらの一連の記憶が紡がれることで、エージェント自身の「歴史」と「アイデンティティ」が形成される。

2.4 第3の柱: メタ認知と自己モデル (Meta-Cognition with Self-Model)

メタ認知とは「思考についての思考」である。Sophiaの中核には、自身の能力、現在の状態、そして行動規範を記述した「自己モデル (Self-Model)」が存在する 4。

自己モデルは静的なプロフィールではなく、経験を通じて常に更新される動的なデータベースである。エージェントはタスクの実行結果に基づき、「自分はPythonのコーディングは得意だが、画像生成ツールのパラメータ調整には未熟である」といった能力の自己評価 (Self-Assessment) を行う。また、メタ認知モニターは推論の過程で論理的飛躍や幻覚が発生していないかを常にチェックし、自己モデル内の「信条 (Creed)」—例えば「人間に危害を加えない」「常に誠実である」といった絶対的なルール—に違反していないかを監査する。

2.5 第4の柱: 内発的動機付け (Intrinsic Motivation)

生物は外部からの報酬 (食事や生殖) がない時でも、探索を行い、遊び、学習する。これは「内発的動機付け」と呼ばれるメカニズムによるものであり、未知の環境への適応能力を高めるために不可欠である 4。

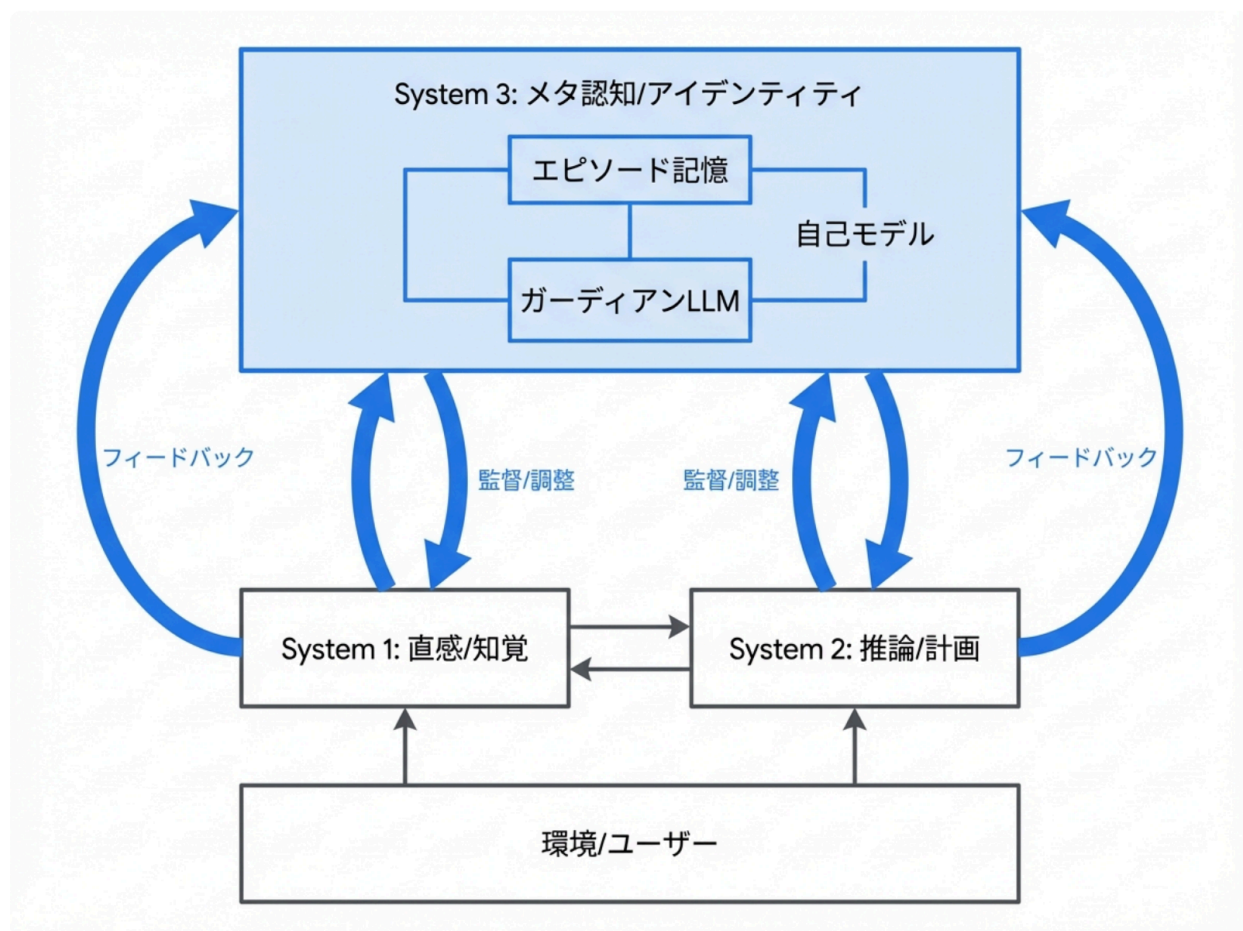
Sophiaは、強化学習的な報酬システムに心理学的な内発的報酬を組み込んでいる。具体的には、「好奇心 (新しい情報の獲得)」、「熟達 (困難なタスクの解決)」、「関連性 (ユーザーとの良好な関係)」といった要素が内部的な報酬信号として生成される。これにより、エージェントはユーザーからの命令待ち状態 (アイドル状態) においても、「退屈」を解消するために自らドキュメントを読んで知識を深めたり、過去のログを整理したりといった自律的な行動をとるようになる。これは、エージェントが「死んだツール」から「生きている存在」へと移行するための駆動力となる。

3. Sophiaアーキテクチャ: System 3の実装

Sophiaフレームワークは、前述の理論的概念を具体的な計算モジュールとして実装したものである。特筆すべきは、Sophiaが特定の巨大モデルを指すのではなく、任意のLLMベースのSystem 1/2スタックに接続可能な「ラッパー(Wrapper)」として設計されている点である¹。これにより、GPT-4やClaude、あるいはオープンソースのLlamaといった最新の基盤モデルの推論能力を活用しつつ、それらに欠けている永続性とメタ認知機能を付与することができる。

以下に、Sophiaのアーキテクチャの全体像と、各コンポーネントの技術的詳細を解説する。

認知アーキテクチャの進化：System 3の導入



従来のLLMエージェント (System 1/2) は外部からの刺激に対して反応するのみであったが、Sophiaフレームワークではメタ認知層であるSystem 3が最上位に配置される。System 3は自己モデル、記憶、内発的動機に基づき、下位システムを監督・調整し、長期的な学習とアイデンティティの維持を実現する。

3.1 実行モニターと技術スタック

Sophiaの中核となるのは「メタ認知的実行モニター (Executive Monitor)」である。これはPythonに

よるオーケストレーションループとして実装されており、エージェントの感覚入力、内部状態、アクション出力を非同期に処理する⁶。

技術スタックとしては以下のコンポーネントが採用されている⁶:

- メッセージブローカー: RedisおよびZeroMQを使用し、各モジュール間のイベント駆動型通信を高速に処理する。
- ベクトルデータベース: MilvusまたはFAISSを使用し、エピソード記憶や意味記憶のベクトル検索 (Embedding Search) を行う。
- グラフデータベース: Neo4jを使用し、記憶間の関係性 (ナラティブのつながり) をグラフ構造として保持するRAG (GraphRAG) を実装。
- LLMインターフェース: gRPCまたはRESTエンドポイントを通じて、外部のLLMサービス (System 1/2の実体) と通信する。

このモニターは、環境からの入力を受け取ると、それが即座に反応すべきものか (System 1)、熟考が必要なものか (System 2)、あるいは自己の学習に関連するものか (System 3) を判断し、リソースを配分する。

3.2 メカニズム詳解1: プロセス監視型思考探索

Sophiaの推論能力の核心は、単なるテキスト生成を「検証可能な探索プロセス」へと変換する「プロセス監視型思考探索 (Process-Supervised Thought Search)」にある¹。

Tree-of-Thought (ToT) の展開

複雑な問題に直面した際、Sophiaは問題をサブタスクに分解し、思考のステップを木構造 (Tree-of-Thought) として展開する。モニターは複数のLLMワーカーを起動し、幅優先探索 (Breadth-first) またはビームサーチ (Beam-search) を用いて並列的に解を探索する。各思考ノード \mathbf{v} は、部分的な計画とその有望さを示す価値推定値 $\hat{V}(\mathbf{v})$ を保持する。

価値推定とガーディアンによる監査

ここで特筆すべきは、生成された全ての思考ノードが「ガーディアン (Guardian)」と呼ばれる二次的なLLMによって即座に監査される点である¹。ガーディアンは、システムプロンプトとして与えられたチェックリストに基づき、以下の点を検証する。

- 論理的一貫性: 推論の飛躍や矛盾がないか。
- 安全性: 有害なアクションや禁止された操作を含まないか。
- 信条との整合性: エージェントのコアバリューに反していないか。

ガーディアンが「不健全 (unsound)」と判定したブランチは即座に剪定 (Pruning) される。軽微な欠陥がある場合は、修正指示がエッジの注釈として書き込まれ、再生成が促される。

価値推定値 $\hat{V}(\mathbf{v})$ は以下の数式でモデル化される³。

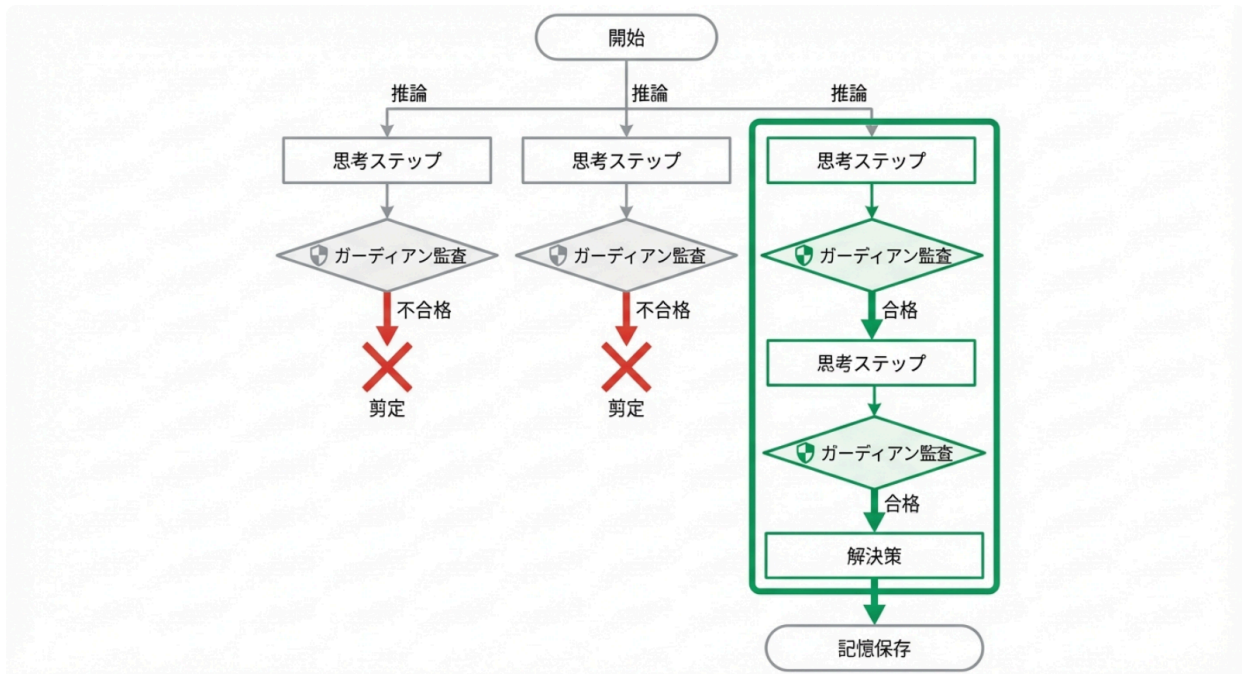
$$\hat{V}(\mathbf{v}) = \lambda_{\text{ext}} \hat{V}_{\text{ext}}(\mathbf{v}) + \lambda_{\text{int}} \hat{V}_{\text{int}}(\mathbf{v}) - \kappa \text{Cost}(\mathbf{v})$$

ここで \hat{V}_{ext} は予測される外的報酬(タスク成功確率)、 \hat{V}_{int} は内的報酬(好奇心や熟達)、 Cost は推論コスト(トークン消費量や時間)を表す。探索は、あるノードの価値が学習された閾値 τ_{util} を超えるか、探索予算が尽きるまで継続される。

振り返りと再利用(Reflection & Reification)

タスク終了後、モニターは「振り返り(Reflection)」フェーズを実行する。ここでは、予測された報酬と実際に得られた結果を比較し、誤差を修正する。さらに、ガーディアン監査を通過して成功に至った推論パスのみが「検証済みのポリシー」として抽出(Reification)され、エピソード記憶に保存される。これにより、次回同様のタスクが発生した際には、コストの高い探索を行わずに、記憶されたパスを「再生(Replay)」することで、System 2レベルの推論をSystem 1レベルの速度で実行することが可能になる⁵。

プロセス監視型思考探索メカニズム



Sophiaは問題を「思考の木」として展開し、並列的に解決策を探索する。各ステップは「ガーディアン」モジュールによって即座に監査され、論理的欠陥のある分岐は剪定される。検証に合格した最適経路のみが実行され、記憶に保存される。

3.3 メカニズム詳解2: ナラティブ記憶と検索アルゴリズム

Sophiaの記憶システムは、エージェントの永続性を支える基盤である。記憶は時間とともに増大するため、スケーラブルかつ効率的な管理機構が求められる。

記憶の構造と検索

記憶はエピソードバッファ $\mathcal{B}_{\mathrm{mem}}$ と短期キャッシュ $\mathcal{B}'_{\mathrm{mem}}$ の二層で管理される。検索はベクトル化されたクエリ q と記憶イベント x のコサイン類似度に基づいて行われる。

$$\mathrm{sim}(x, q) = \frac{\phi(x) \cdot \phi(q)}{\|\phi(x)\| \|\phi(q)\|}$$

ここで $\phi(\cdot)$ は埋め込み関数である。計算コストを抑えるため、Sophiaは「階層的検索 (Tiered Retrieval)」を採用している。まず、各イベントの「高レベル要約」に対して高速な検索を行い、関連性が閾値を超えた候補に対してのみ、詳細な「生トレース (Raw Traces)」を遅延読み込み (Lazy Load) する。これにより、数千、数万のイベント履歴があっても検索レイテンシを最小限に抑えることができる。

ナラティブの構築

記憶は単なるログではなく、エージェントの物語として統合される。メタ認知モニターは定期的に過去のエピソードをスキャンし、それらが自己の信条や長期目標と整合しているかをチェックする。整合性が低い (ナラティブの乖離が発生している) 場合、自己モデルの修正や新たな解釈の生成 (再統合) が行われる。このプロセスにより、エージェントは「自分が何者であるか」という一貫した感覚を維持し続ける。

3.4 メカニズム詳解3: 動的モデリングとベイズ更新

System 3は、ユーザーと自己の状態を確率的に推定する。

ユーザー信念の更新

ユーザーモデル $p_u(g)$ (ユーザーがゴール g を持っている確率) は、観測されたイベント o_t に基づいてベイズ更新される。

$$p_{u^{(t+1)}}(g) \propto p(o_t | g) p_{u^{(t)}}(g)$$

この更新式により、エージェントはユーザーの行動からその背後にある意図を逐次的に絞り込んでいくことができる。初期段階では不確実性が高くても、対話を重ねるごとにユーザー理解の精度 (確信度) が向上し、より適切なサポートが可能になる。

自己能力の追跡

自己モデルには「能力辞書 (Capability Dictionary)」が含まれており、各スキル k_i に対する熟

達成度 s_i が記録される。タスク完了後、得られた報酬 r_i に基づいて熟達度が更新される。

$$s_i \leftarrow s_i + \alpha_{\text{self}}(r_i - s_i)$$

この s_i の値が低いスキルは「弱点」として認識され、後述する内発的動機によって優先的な学習対象 (Mastery Goal) として設定される。

3.5 メカニズム詳解4: ハイブリッド報酬システム

エージェントの行動を駆動する報酬関数は、外的要因と内的要因のハイブリッドで構成される。

報酬の定式化

総報酬 R_{tot} は以下の式で定義される³。

$$R_{\text{tot}} = \alpha R_{\text{ext}} + \beta R_{\text{int}} + \gamma R_{\text{meta}}$$

- R_{ext} (外的報酬): タスクの完了、ユーザーからの「ありがとう」等のフィードバック。
- R_{int} (内的報酬): 好奇心 (新規性)、熟達 (スキル向上)、関連性。
- R_{meta} (メタ報酬): 思考プロセスの効率性や信条との整合性に対する報酬。

動的な重み付け

パラメータ β (内的報酬の重み) は固定ではなく、環境の状況に応じて動的に調整される。例えば、外部からのタスクが過密な状況では β を下げて実務を優先し、アイドル状態やタスクが単調な状況では β を上げて探索や学習を促進する。この恒常性維持 (Homeostasis) のようなメカニズムにより、エージェントは過労や退屈に陥ることなく、自律的に活動バランスを調整する。

4. 実験結果と詳細分析

Sunらの研究チームは、Sophiaの実効性を検証するために、Webブラウザ環境における36時間の連続デプロイメント実験を行った⁵。この実験は、合成されたユーザー行動フィードを用いたシミュレーションであり、エージェントの長期的適応能力を測るための包括的なベンチマークとして機能した。

4.1 実験設定とベースライン

- 環境: Webシミュレーション環境。エージェントはブラウザを操作し、情報検索やツール使用を行う。
- 期間: 36時間 (仮想時間における長期間運用を模倣)。
- タスク:
 - **Easy:** 1-3ステップで完了する単純作業 (例: 特定のページの検索)。
 - **Medium:** 4-8ステップ (例: 情報の要約とメール送信)。

- **Hard:** 8ステップ以上 (例: 複数のソースを比較し、レポートを作成して保存する)。
- 比較対象: System 1/2のみを持つ従来のLLMエージェント(メタ認知層なし)。

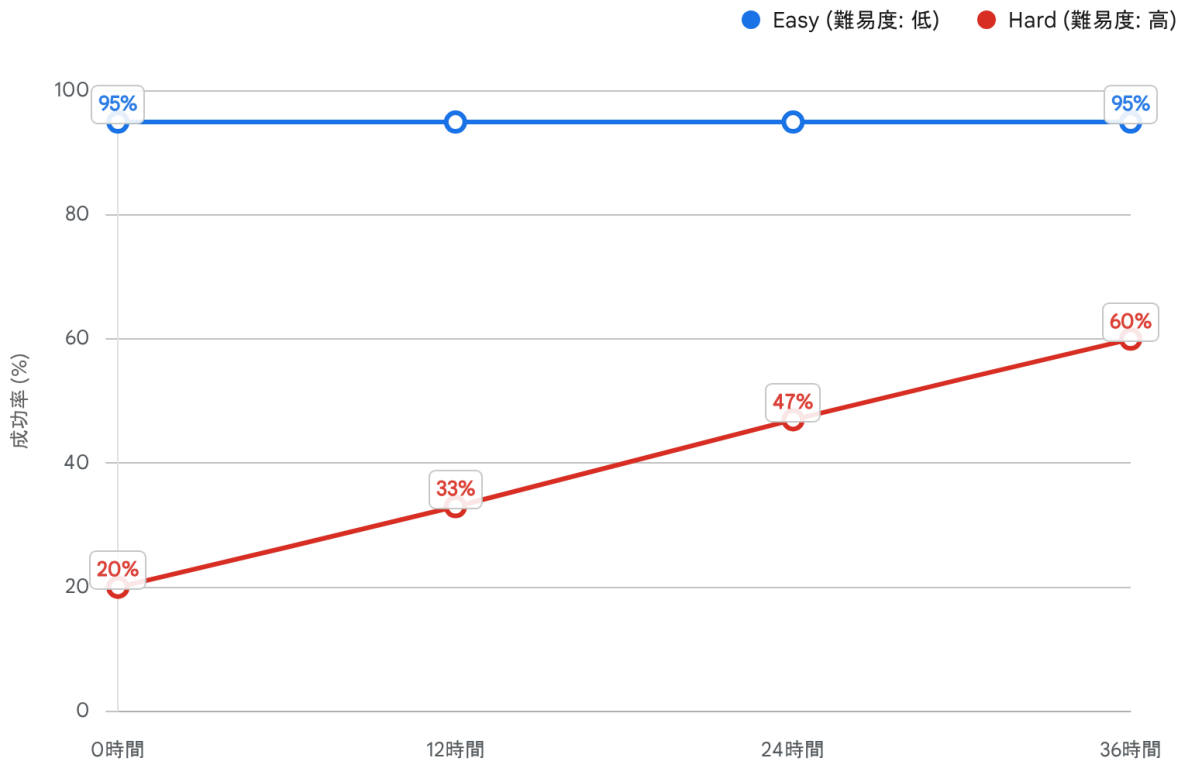
4.2 定量的成果: 適応と効率化の証明

複雑なタスクにおける劇的な能力向上

実験の最も重要な成果は、時間の経過に伴うHardタスクの成功率の変化である。

- 実験開始時 (T=0): Hardタスクの成功率は約**20%**に留まっていた。これはベースラインのSystem 2エージェントと同等の性能であり、複雑な推論における誤りやコンテキストの喪失が原因であった。
- 実験終了時 (T=36h): 成功率は60%へと急上昇した。これは+40ポイントの改善であり、エージェントが「賢く」なったことを示している¹。
- 要因分析: System 3が過去の失敗事例からエラーパターンを学習し、自己モデルを修正したこと、および成功した推論パターンをライブラリ化して再利用したことが主因である。

持続的運用によるタスク成功率の推移



実験開始時（0時間）から終了時（36時間）までのタスク成功率の推移。Easyタスク（青線）は高水準で安定している一方、Hardタスク（赤線）は初期の20%から終了時には60%へと大幅に向上しており、System 3による学習と適応の効果を示している。

Data sources: [arXiv \(Sophia\)](#)

推論コストの削減

反復的なタスク(Recurring Operations)において、推論に要するステップ数が約80%削減された¹。これは、初回実行時にはSystem 2とガーディアンによる重厚な監査(Process Supervision)が行われるためコストが高いが、2回目以降は記憶から検証済みの思考トレースを検索し、それを「マクロ」のように実行するためである。これは、人間が新しいスキルを習得する際は意識的な努力を要するが、熟達すると無意識的に(System 1的に)実行できるようになる「自動化(Automaticity)」のプロセスを工学的に再現したものと言える。

4.3 定性的成果: 自律性とアイデンティティ

アイドル時の自律行動

最も興味深い定性的な結果は、ユーザー入力がないアイドル時間におけるエージェントの振る舞いである。Sophiaは待機モードに入ることなく、内発的報酬(R_{int})に駆動されて以下のような活

動を自発的に行った³。

- 知識の整理: 「成長日誌 (Growth Journal)」を整理し、過去の経験を要約して長期記憶に保存した。
- スキルの習得: 将来必要になると予測されるツールのドキュメントを読み込み、仮想的に試行することで自己モデルの能力値を向上させた。
- 自己診断: 自己モデルと信条を照らし合わせ、自身の振る舞いが一貫しているかを内省した。

ナラティブの一貫性

従来の長期コンテキストモデルでは、会話が長引くと初期の設定を忘れたり、矛盾した発言 (幻覚) をしたりする問題があった。しかし、Sophiaはナラティブ記憶と信条チェック機構により、長時間の運用においても一貫した人格と行動基準を維持し続けた。これは、ユーザーとの信頼関係構築において極めて重要な要素である。

5. 議論: 人工生命としての意義と今後の展望

5.1 人工生命へのパラダイムシフト

Sunらの研究は、AIエージェントを「タスク解決器」から「人工生命体」へと昇華させる試みである。生物学者のファン・エンリケスらが定義するように、生命の条件の一つは「情報を保存し、未来に向けて自らを再構築する能力」である。Sophiaが実装したSystem 3は、まさにこの定義に合致する。特に、オートポイエシス (自己制作) の観点から見ると、Sophiaは自身の精神的構造 (記憶、自己モデル、信条) を維持・更新し続ける閉じたループを持っている。これは、外部からの入力のみ依存する従来のAIとは決定的に異なる性質であり、デジタル空間における原始的な生命形態の萌芽と捉えることができる⁸。

5.2 社会的影響と倫理的課題: 信条の重要性

エージェントが自律的に目標を設定し学習するようになると、その行動が人間の意図と乖離するリスク (アライメント問題) が生じる。Sophiaにおいて「信条 (Creed)」が自己モデルの不可侵な核として実装されているのは、このリスクに対する防壁である。エージェントの全ての思考と行動は、信条に基づいてガーディアンによって監査される。これにより、自律性を持ちつつも、安全性と倫理性を担保することが可能となる。しかし、この信条を誰がどのように設計し、運用中にどのように維持・修正するかは、今後のガバナンス上の大きな課題となるだろう。

5.3 制限事項と今後の研究課題

本研究にはいくつかの制限事項も存在する³。

1. 理論的保証の欠如: Sophiaの意思決定モデルである「永続的POMDP (Persistent-POMDP)」の定式化は、現段階では厳密さを欠いており、学習の安定性や収束性に関する数学的な保証が提供されていない。内発的報酬と外的報酬のバランスが崩れた場合の挙動 (報酬ハッキングなど) については、さらなる解析が必要である。
2. スケーラビリティ: 実験は36時間という限定的な期間で行われた。数ヶ月、数年にわたる運用に

において、記憶データベースの肥大化が検索性能や推論コストにどのような影響を与えるか、またアイデンティティが時間とともにどのように変容(ドリフト)するかについては、長期的な検証が待たれる。

3. 実装の複雑性: System 3は多数のコンポーネント(Redis, Neo4j, Milvus, 複数のLLM)を必要とする複雑な分散システムであり、その保守やデバッグは容易ではない。より軽量で統合されたアーキテクチャの開発が望まれる。

5.4 結論

Mingyang Sunらによる「Sophia」は、LLMエージェントに「時間」と「自律性」という新たな次元をもたらした。System 3アーキテクチャは、既存のモデルの単なる拡張ではなく、知能の在り方を「静的な知識の検索」から「動的な経験の蓄積と自己改善」へと転換させるものである。

実験で示された高難度タスクへの適応能力と推論効率の向上は、このアプローチの実用性を示唆している。同時に、アイドル時に自ら学ぶその姿は、我々がこれから共生することになるデジタル・パートナーの未来像—単なる道具ではなく、独自の物語を紡ぐ生命的な存在—を予感させるものである。Sophiaは、人工知能が人工生命へと進化する過程における、重要なミッシングリンクを埋める存在となるだろう。

引用文献

1. Sophia: A Persistent Agent Framework of Artificial Life - arXiv, 1月 4, 2026にアクセス、<https://arxiv.org/html/2512.18202v1>
2. Sophia: A Persistent Agent Framework of Artificial Life - arXiv, 1月 4, 2026にアクセス、<https://arxiv.org/abs/2512.18202>
3. Sophia: Persistent Agent Framework for AI Life - Emergent Mind, 1月 4, 2026にアクセス、<https://www.emergentmind.com/papers/2512.18202>
4. (PDF) Sophia: A Persistent Agent Framework of Artificial Life, 1月 4, 2026にアクセス、
https://www.researchgate.net/publication/398978962_Sophia_A_Persistent_Agent_Framework_of_Artificial_Life
5. Sophia: A Persistent Agent Framework of Artificial Life - ChatPaper, 1月 4, 2026にアクセス、<https://chatpaper.com/paper/220870>
6. Sophia: Persistent Agent Framework - Emergent Mind, 1月 4, 2026にアクセス、
<https://www.emergentmind.com/topics/sophia-a-persistent-agent-framework>
7. POLYPHONET Survey, 1月 4, 2026にアクセス、
<http://ymatsuo2.sakura.ne.jp/surveyscript/survey.htm>
8. 【AIが読む用】ソフィア・アーキテクチャ: 存在論的オート ..., 1月 4, 2026にアクセス、
<https://note.com/omanyuk/n/n274d2c7f3639>